

结合背景光融合及水下暗通道先验和色彩平衡的水下图像增强

宋巍¹ 王龔¹ 黄冬梅¹ 贺琪¹ 王振华¹

摘要 水下环境、光线衰减和拍摄方式造成水下图像具有不同色调、对比度和模糊度。基于图像成像模型的水下图像复原方法通常基于暗通道先验或最大像素先验,容易受到水下复杂环境的干扰而输出低质量的复原图像,因此文中提出基于背景光融合及水下暗通道先验和色彩平衡的水下图像增强方法。首先,提出多候选背景光融合方法,估计正确的背景光。然后,基于高质量水下图像统计得出水下暗通道先验,计算更准确的 RGB 分量传输地图。将复原图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜色模型,对 L 亮度分量和 a 、 b 色彩分量分别进行归一化拉伸和优化调整,进一步提高复原后水下图像的亮度和对比度。多种定性和定量分析说明文中方法增强的图像在对比度、亮度和颜色上的显示效果优于大部分现有的水下图像增强方法复原的图像。

关键词 水下图像增强, 背景光融合, 水下暗通道先验(UDCP), 图像成像模型(IFM), 色彩平衡

引用格式 宋巍,王龔,黄冬梅,贺琪,王振华. 结合背景光融合及水下暗通道先验和色彩平衡的水下图像增强. 模式识别与人工智能, 2018, 31(9): 856-868.

DOI 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201809008 **中图法分类号** TP 391

Combining Background Light Fusion and Underwater Dark Channel Prior with Color Balancing for Underwater Image Enhancement

SONG Wei¹, WANG Yan¹, HUANG Dongmei¹, HE Qi¹, WANG Zhenhua¹

ABSTRACT Different hues, contrasts and blurriness of underwater images are caused by underwater environment, light attenuation and photography methods. The dark channel prior(DCP) or the maximum intensity prior(MIP) is often utilized in the underwater image restoration methods based on the image formation model(IFM). Low-quality restored images are produced by these methods, and they are easily disturbed by the complicated underwater environment. The method of image restoration using background light fusion and underwater DCP and image color balancing for underwater image enhancement is proposed in this paper. Firstly, a correct background light(BL) is estimated through the fusion of multiple candidate background lights. Then, an underwater dark channel prior(UDCP) is determined based on the statistics of a large number of high-quality(HQ) underwater images and accurate RGB transmission maps are finally obtained. The restored image in the RGB color model is transformed to a CIE-Lab color model, and the ' L ' luminance component and color components ' a ' ' b ' are conducted with the normalized stretching and optimal modification respectively to further improve the brightness and contrast of the restored image. Various qualitative and quantitative assessments are applied to demonstrate that the proposed method is better than the state-of-the-art restoration methods in contrast, brightness and color.

收稿日期:2018-05-02;录用日期:2018-08-27
Manuscript received May 2, 2018;
accepted August 27, 2018
国家自然科学基金项目(No. 61702323,41671431)、上海市高校特聘教授(东方学者)项目(No. TP2016038)、上海海洋大学博士科研启动基金项目(No. A2-0203-17-100322)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61702323,41671431), Program for Professor of Special Ap-

pointment(Eastern Scholar) at Shanghai Institutions of Higher Learning(No. TP2016038), Doctoral Research Startup Fund of Shanghai Ocean University(No. A2-0203-17-100322)
本文责任编辑 桑农
Recommended by Associate Editor SANG Nong
1. 上海海洋大学 信息学院 上海 201306
1. College of Information Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306

Key Words Underwater Image Enhancement, Background Light Fusion, Underwater Dark Channel Prior (UDCP), Image Formation Model(IFM), Color Balancing

Citation SONG W, WANG Y, HUANG D M, HE Q, WANG Z H. Combining Background Light Fusion and Underwater Dark Channel Prior with Color Balancing for Underwater Image Enhancement. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(9): 856–868.

水下考古、水下资源勘探、水下管道探索等水下活动离不开水下视觉技术的支撑,获得清晰的水下图像对于海洋探索起到关键作用.水下图像的成像过程与陆地图像的成像过程存在较大差异,水下图像在成像时由于光线在水中传播时不同频率的通道呈现不同的指数衰减(选择性衰减),复杂的水下环境、光线色散和人工光源等原因导致水下图像呈现模糊、偏色和能见度低等问题^[1-2].目前的水下图像清晰化技术大致可以分为 2 类:水下图像增强方法和水下图像复原方法^[3].

水下图像增强方法不考虑图像的成像机制,只关注如何通过调整图像的像素值以实现图像增强效果. Iqbal 等^[4]提出在 RGB 颜色空间拉伸红绿色分量和 HSI 颜色空间拉伸亮度、色度和饱和度的水下图像增强方法(Integrated Color Model, ICM). Iqbal 等^[5]在 ICM 基础上提出对两个颜色空间中所有分量进行有选择性拉伸的无监督增强方法(Unsupervised Color Correction Method, UCM). Ghani 等^[6-7]发现最优水下图像直方图分布呈现瑞利分布(Rayleigh Distribution, RD),并将 RD 理论和 ICM 有效结合,提出基于瑞利分布和直方图拉伸的水下图像增强方法.

水下图像复原方法主要考虑水下图像的成像机制并建立有效的水下图像退化模型,通过物理模型和先验知识推导复原参数,最终反演出复原后图像. Carlevaris-bianco 等^[8]发现 R 通道的光线和 GB 通道的光线在水下传播时的衰减系数存在明显差异,并以此理论得到图像成像时的场景信息和背景光,利用成像模型复原出清晰的水下图像. Chiang 等^[9]使用波长弥补和图像去雾(Wavelength Compensation and Image Dehazing, WCID)复原水下图像,主要通过弥补具有不同衰减性的 3 个通道,纠正当人造光源存在时随着光线传播到照相机的过程中由于波长偏差引起的图像模糊,有效提高水下图像的质量. Jr Drews 等^[10]发现基于 GB 通道的暗通道先验(Underwater Dark Channel Prior, UDCP)可以比基于暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)估计更准确地传输地图,达到更好的复原效果. Li 等^[11]对蓝绿

通道去雾,然后纠正红色通道,最后使用自适应曝光算法调整复原后水下图像,在一定程度上去除色差,增强图像对比度,复原真实的水下图像.

目前,大部分基于物理模型的图像复原方法都需要处理较长时间,不能应用于实际环境,因此需要进一步优化和提高水下图像复原的时效性.同时,现有方法的鲁棒性和自适应能力不足,增强不同类型的退化图像时不能做出自适应调整.针对上述问题,本文提出有效结合基于水下图像成像模型的水下图像复原方法和基于像素重分布的颜色平衡方法,适用于不同场景、不同色调、不同种类的水下图像增强.

1 相关工作

1.1 图像成像模型

水下图像的形成被认为是直接照明、前景散射和背景散射的线性组合^[12-13].一般情况下,场景与相机距离不大,可以忽略前向散射带来的影响,只考虑成像过程中的直接分量和背景散射分量,因此成像模型可以简化为

$$I^c(x) = J^c(x)t^c(x) + B^c(1 - t^c(x)), \quad (1)$$

其中, x 为图像中的某个坐标(i, j), c 为红绿蓝(RGB)通道, $I^c(x)$ 为原始图像(待复原图像), $J^c(x)$ 为复原后图像(期望值), $t^c(x)$ 为 $J^c(x)$ 经过衰减、散射和折射等过程后到达相机的残余能量比率(Transmission Map, TM), B^c 为均匀背景光(Background Light, BL).

基于水下图像成像模型的复原方法主要通过已知的 $I^c(x)$ 反演出 $J^c(x)$,复原模型中的 $t^c(x)$ 和 B^c 的正确性很大程度上决定复原图像的质量.

1.2 暗通道先验

由于水下环境和户外大雾天气相似,He 等^[14]提出的基于大量户外清晰图像的统计结果得出的暗通道先验(DCP)广泛应用在水下图像复原的研究.该结论认为在大多数不包含天空的户外图像中至少存在一个通道的局部区域具有很低的像素值(75% 像素为 0 和 90% 像素小于 25).暗通道先验为单幅图像去雾领域的重大突破,表达如下:

$$J_{\text{dark}}^{\text{rgb}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} \left(J^c(y) \right) \right) = 0, \quad (2)$$

其中, $J^c(y)$ 为清晰户外图像的某一个通道, $\Omega(x)$ 为一个以 x 为中心的局部块. 在本文中, c 表示红绿蓝通道(RGB). DCP 认为 $J_{\text{dark}}^{\text{rgb}}(x)$ 中大部分估计值都小于 25 并且近似等于 0. 但是当图像中存在天空区域时, 基于暗通道先验的复原图像不能获得预期的结果. 将最小滤波器使用在式(1)的两边, 并且在两边都除上 B^c , 可获得

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \left(\frac{I^c(y)}{B^c} \right) \right) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \left(\frac{J^c(y)}{B^c} t^c(y) \right) \right) + 1 - \tilde{t}(x). \quad (3)$$

将式(2)代入式(3)中, 获得传输地图 $\tilde{t}(x)$:

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{B^c} \right) \right).$$

基于 DCP 及其变形进行传输地图估计的方法很多. Chiang 等^[9] 直接将 DCP 结论用于估计 RGB 传输地图. Li 等^[11] 利用 DCP 结论估计 GB 传输地图. 为了减少红色通道对传输地图估计的影响, Jr Drews 等^[10] 提出蓝绿色通道的暗通道先验(UDCP)估计传输地图. Carlevaris-bianco 等^[8] 考虑水下图像中红色和蓝绿色分量存在的显著差异, 提出最大像素值先验(Maximum Intensity Prior, MIP)估计 RGB 传输地图. 本文收集大量清晰高分辨率的水下图像作为统计样本, 利用 He 等^[14] 提出的统计方法得出适合水下图像分布特性的水下暗通道先验, 用于估计红色通道传输地图, 最后利用水下图像的成像特性依次估计蓝绿色通道的传输地图.

1.3 基于暗通道先验的背景光估计方法

背景光不仅是复原模型中的重要部分, 还是估计传输地图中的重要参数, 因此背景光估计方法在水下图像复原中非常重要. 如果选取整个输入图像中最亮点作为背景光, 通常不适用于某些场景, 如图像中存在噪声(前景目标中存在白色漂浮物). 基于 DCP 的背景光估计方法可以降低上述场景的影响, 选择暗通道中最亮点对应输入图像的像素值作为背景光. 水下图像的红色分量受到光线衰减的干扰, 为了减少红色通道对背景光估计的影响, 基于蓝绿色通道的暗通道先验(UDCP)估计背景光. 基于 DCP 或 UDCP 选择输入图像中的单个像素值作为背景光的方法容易受到个别噪声的干扰, 因此选择 DCP 或 UDCP 暗通道中 0.1% 最亮点对应输入图像中像素

平均值作为背景光. 当水下图像的前景中存在大面积的白色物体(如白色蝙蝠鱼、彩色珊瑚)时, 上述方法全都失效.

由于背景光所在区域具有强度大(Average Intensity)、差距小(Standard Deviation)的特性, 因此可依据上述特性使用四叉树决策理论逐步缩小背景光候选区域并确定最终背景光. 首先将输入图像分成四个等分的矩形区域, 并计算每个区域中平均值和标准差的差值, 选择最大差值所在区域作为下一个候选区域, 多次循环, 确定最后区域的平均值作为背景光. 即便如此, 基于四叉树理论的背景光估计方法依旧容易受到非均匀人造光源的影响.

上述背景光估计方法都忽略光线在水下传播时具有选择性衰减的特性, 主要是由于红色光线在水下传播时的衰减程度远大于蓝绿色通道的衰减度, 因此可以基于红色通道和蓝绿色通道的最大差异性估计背景光.

虽然现有背景光估计方法都在不断改善, 但都只单纯地考虑水下图像的物理特性, 忽略图像的直方图分布特性. 因此本文在现有背景光估计方法的基础上提出优化方案, 通过分析水下图像的背景光和直方图分布, 得出当水下图像的整体像素值偏低时对应的背景光越暗的结论. 本文提出考虑图像强度和背景光关联性的多个候选背景光加权融合方法.

2 基于背景光融合及水下暗通道先验和色彩平衡的水下图像增强

考虑水下成像机制和像素重分布理论, 本文提出背景光融合和改进的传输地图估计方法的图像复原和基于色彩平衡的视觉复原相结合的水下图像增强方法. 首先, 基于多个候选背景光加权融合估计方法估计正确的全局背景光. 然后, 基于水下暗通道先验的红色通道传输地图估计及基于水下光学成像特性的蓝绿通道的传输地图估计方法分别获得 R 通道和 GB 通道的传输地图, 最后利用图像成像模型反演出复原图像. 为了进一步提高图像的可视性, 本文引入颜色平衡方法作为图像增强的后处理, 主要将图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜色模型, 并对 L 亮度分量进行归一化拉伸及对 a, b 颜色分量进行优化调整. 图 1 为单个水下图像增强的总体框图.

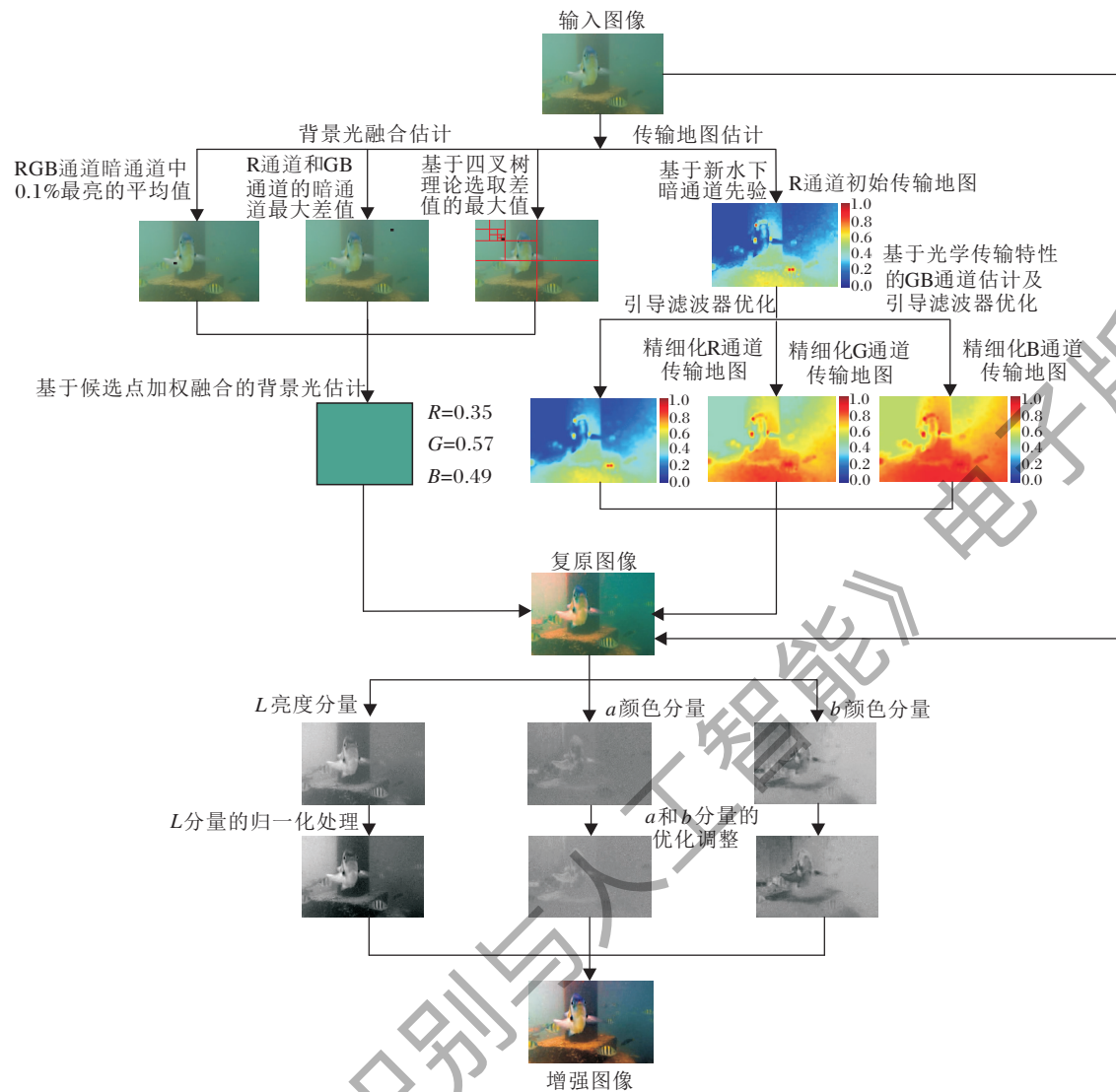


图1 本文算法流程图
Fig. 1 Flowchart of the proposed method

2.1 基于背景光融合和水下暗通道先验的水下图像复原

2.1.1 背景光融合估计方法

背景光估计(Background Light Estimation)是一个容易被研究人员忽略的方面,但是背景光决定复原水下图像的色调和视觉效果.常见的背景光估计方法步骤如下:1)选取整幅图像中最亮点;2)选取整幅图像中最远点;3)选取图像在DCP中最大值所在位置的像素或最亮的0.1%所在位置对应像素点平均值;4)基于四叉树分割算法估计背景光;5)基于红色通道和蓝绿色通道最大差异估计背景光.

本文在现有方法基础上提出3种改进方案用于估计背景光,同时考虑到背景光和图像中RGB通道的强度存在关联性,最后使用加权融合方法获得更

具健壮性的背景光.为了方便定义候选背景光,定义RGB通道表示为RGB通道中的某一个通道,并定义RGB通道中某一个通道的暗通道为

$$I_{\text{dark}}^c(y) = \min_{y \in \Omega(x)} (I^c(y)), c \in \{r, g, b\}.$$

1)第一种背景光.首先定义在RGB通道下暗通道中最亮的前0.1%的像素点为 $BP_{0.1\%}$,其中 $p_{0.1\%}$ 设定为在 $BP_{0.1\%}$ 中所在位置的像素集.因此第一个背景光估计为这些像素点 $I_{p_{0.1\%}}^c$ 的平均值:

$$B_1^c = \frac{1}{|p_{0.1\%}|} \sum_{x \in p_{0.1\%}} I^c(x). \quad (4)$$

2)第二种背景光.基于四叉树分割算法估计背景光,假设 n 为一个从1开始计数的正整数,将图像分成相同大小的矩形,选择4个矩形中平均值与方差之差的最大值作为下一个待选区域.当 $n > 4$ 时,

分割结束,可以获得最后一个局部块 p_{lv} . 第 2 种背景光定义为如下:

$$B_2^c = \text{avg}(I^c(x)), x \in p_{lv}. \quad (5)$$

3) 第三种背景光. 为了避免估计背景光时受到前景目标中白色物体的影响,第 3 种候选的背景光基于 I_{dark}^r 和 I_{dark}^{gb} 的最大差异估计为

$$B_3^c = I^c \left(\arg \min_x (I_{\text{dark}}^r - I_{\text{dark}}^{gb}) \right). \quad (6)$$

在获取融合权重前,首先确定 2 个候选背景光的大小:

$$B_{\max}^c = \max(B_1^c, B_2^c, B_3^c),$$

$$B_{\min}^c = \min(B_1^c, B_2^c, B_3^c).$$

确定好 2 个候选背景光后,设定权重函数为 S 型函数^[15]:

$$S(\alpha, \beta) = \frac{1}{[1 + e^{-m(\alpha - \beta)}]}, \quad (7)$$

其中, $S(\alpha, \beta)$ 为 Sigmoid 函数的变体, Sigmoid 函数是经常用于神经网络的阈值函数,函数范围为 (0, 1), 作为背景光融合参数. 考虑复原前图像的整体强度与背景光的相关性,当复原前图像中 RGB 通道的整体强度偏亮时对应背景光也偏大. 基于上述经验考虑,本文设定 m 为固定值 16, 固定阈值 β 为 0.3, β 表示为 RGB 通道中大于 0.5 的像素个数占总数的比例为 0.3, α 表示为复原前图像的 RGB 通道中大于 0.5 像素的数量占总数的比例:

$$\alpha = \frac{\text{Size}(|I^c| > 0.5)}{\text{Size}(I^c)}, \quad (8)$$

其中, I^c 表示每个通道像素值, $\text{Size}(|I^c| > 0.5)$ 表示为复原前图像的 RGB 通道中像素值大于 0.5 的总数, $\text{Size}(I^c)$ 表示 RGB 通道中像素总数. 根据权重式 (7), 当 $\alpha \gg \beta$ 时, 权重 $S(\alpha, \beta)$ 趋向于 1, 说明输入图像的背景光充足, 应该选择更亮的候选背景光作为图像背景光. 因此, 背景光估计函数如下:

$$B^c = S(\alpha, \beta) B_{\max}^c + (1 - S(\alpha, \beta)) B_{\min}^c, \quad (9)$$

其中 B_{\max}^c 和 B_{\min}^c 分别表示为 3 个候选背景光中的最大值和最小值. 复原前图像中 RGB 通道的整体强度越大, 权重 $S(\alpha, \beta)$ 也越大, 最大的背景光占有更大比例, 融合背景光 B^c 也就偏向于较大值.

本文提出 3 种改进的背景光估计方法, 得出 3 种候选背景光, 然后选择 3 种候选背景光中的最大值和最小值, 通过分析水下图像中 RGB 通道的背景光估计特性, 得出当原始图像中 RGB 通道的整体像素值越小时背景光越暗、整体像素值越大时背景光越

亮的结论, 得出 2 个候选背景光的权重, 最后使用选择性加权融合方法得到水下图像背景光. 根据图 1 中背景光融合部分的输出图像, 可以明显看出基于第一种背景光估计方法 (RGB 通道中暗通道 0.1% 最亮像素的平均值) 得到的背景光是错误的, 然而基于另外两种背景光估计方法可以得到相似的正确结果. 为了能够正确估计 RGB 通道对应的背景光, 本文考虑原始图像中 RGB 通道的强度与估计背景光的关系, 计算融合权重值. 最后使用选择性加权融合函数得到正确的 RGB 通道背景光. 本文将背景光融合估计模型表示为算法 1.

算法 1 背景光融合估计模型

输入 水下图像 $I^c(x)$

输出 估计背景光 B^c

初始化 水下图像中某一个通道的暗通道为 $I_{\text{dark}}^c(y)$

for $c \leftarrow r, g, b$ do

根据式 (4) 得到第一个背景光 B_1^c ;

根据式 (5) 得到第二个背景光 B_2^c ;

根据式 (6) 得到第三个背景光 B_3^c ;

确定融合背景光候选项:

$$B_{\max}^c = \max(B_1^c, B_2^c, B_3^c),$$

$$B_{\min}^c = \min(B_1^c, B_2^c, B_3^c);$$

根据式 (7) 得到背景光融合权重 (Sigmoid 函数的变体 $S(\alpha, \beta)$), 其中光照强度 α 根据式 (8) 获得;

根据式 (9) 得到水下图像中 RGB 通道的背景光估计值;

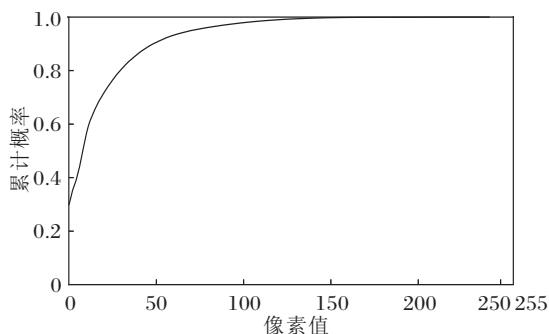
end for

return B^c ;

2.1.2 传输地图估计

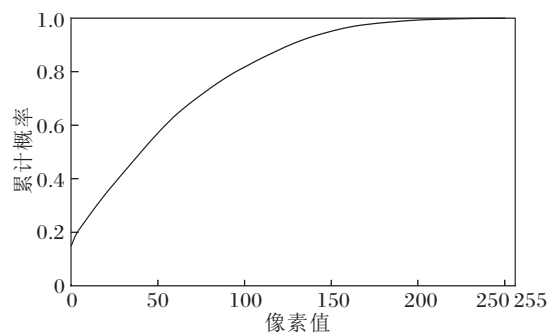
在户外图像去雾过程中暗通道先验用于估计传输地图, 但是直接将 DCP 或 UDCP 用于估计传输地图容易得到错误的 TM. 因此, 本文收集大约 1 000 幅 1280×720 的高质量水下图像作为统计样本, 然后统计所有图像的 RGB 通道和 GB 通道的暗通道分布. 累积分布如图 2 所示.

虽然本文统计的累积分布情况与 He 等^[14] 的累积分布相似, 然而结论和水下暗通道先验 (图 2 (a)) 差距很大. 考虑到将 DCP 直接用于水下图像复原中的局限性, Jr Drews 等^[10] 提出将 GB 通道的暗通道作为水下暗通道先验, 即 $J_{\text{dark}}^{gb} = 0$, 并将此结论应用于水下图像复原. 图 2 (b) 为 GB 通道的暗通道统计出的累积分布结果, 和 $J_{\text{dark}}^{gb} = 0$ 结论不符.



(a) RGB 通道

(a) RGB channels



(b) GB 通道

(b) GB channels

图2 暗通道的累积分布

Fig. 2 Cumulative distributions of dark channel

综上所述,本文提出符合水下图像分布的水下暗通道先验.根据本文统计的结果发现0和[1,50]的分布概率分别为30%和60%,然而文献[14]的统计结论是大约75%的像素为0,大约90%的像素低于25.基于高质量水下图像的统计结果中低于25的像素值大约占到80%,并且也符合水下暗通道先验.经过归一化后,改进的暗通道先验 $J_{\text{dark}}^{\text{rgb}} = 0.1$ 更符合水下图像分布特性,称为水下暗通道先验.这时将假设代入到式(3)中,可得

$$\min_c \left(\frac{I_{\text{dark}}^c(y)}{B^c} \right) = \min \left(\frac{0.1 \tilde{t}(x)}{B^c} \right) + 1 - \tilde{t}(x),$$

其中,估计的传输地图

$$TM \tilde{t}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c t^c(y) \right).$$

在3个通道中,红色光线的衰减率最大,因此简单认为

$$\tilde{t}(x) = t^r(x),$$

$$\min \left(\frac{0.1 \tilde{t}(x)}{B^c} \right) \text{ 只有在 } B^c \text{ 选择为3个通道中的最大}$$

值 B_{max} 时才能获得最小值:

$$t^r(x) = \frac{1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{B^c} \right)}{1 - \frac{0.1}{B_{\text{max}}}}. \quad (10)$$

依据RGB通道的光学传输特性得出RGB通道的衰减率与对应波长和背景光有直接关系^[16]:

$$\frac{\beta^{c'}}{\beta^r} = \frac{B^{r,\infty}(m\lambda^{c'} + i)}{B^{c',\infty}(m\lambda^r + i)}, \quad c' \in \{g, b\}, \quad (11)$$

其中, $B^{r,\infty}$ 和 $B^{c',\infty}$ 分别表示从图像中最远点获得的红色通道背景光和蓝绿色背景光.标准RGB通道的波长分别是

$$\lambda^r = 620 \text{ nm}, \lambda^g = 540 \text{ nm}, \lambda^b = 450 \text{ nm}.$$

这些系数分别设定为

$$m = -0.00113, i = 1.62517.$$

GB通道的传输地图表示如下:

$$t^{c'}(x) = t^r(x)^{\frac{\beta^{c'}}{\beta^r}}, \quad c' \in \{g, b\}. \quad (12)$$

设定RGB通道传输地图的最小值为0.1~0.3,最大值为0.9~0.95,使用引导滤波器(Guided Filter, GF)^[17]对RGB传输地图精细化处理.获得3个通道的传输地图TM和每个通道的背景光BL后将复原参数代入复原公式:

$$J^c = \frac{I^c(x) - B^c}{t^c(x)} + B^c, \quad c \in \{r, g, b\}. \quad (13)$$

基于背景光融合和水下暗通道先验的图像复原的过程总结为算法2.

算法2 基于背景光融合及水下暗通道先验的图像复原

输入 水下图像 $I^c(x)$,估计背景光 B^c

输出 复原水下图像 J^c

初始化 水下暗通道先验 $J_{\text{dark}}^{\text{rgb}} = 0.1$

step 1 考虑水下暗通道先验和不同通道的衰减性,根据式(10)得到R通道传输地图 $t^r(x)$.

step 2 依据不同通道的光学传输特性得到式(11),并根据式(12)得到GB通道传输地图 $t^{g,b}(x)$.
for $c \leftarrow r, g, b$ do

通过传输地图范围的先验性限定(Limit, L)传输地图估计范围

$$t_L^c(x) = \min(\max(t^c(x), 0.2), 0.9)$$

使用GF精细化处理传输地图:

$$t_GF^c(x) = GF(t_L^c(x))$$

将水下图像 $I^c(x)$ 、估计背景光 B^c 和精细化传输地图 $t_GF^c(x)$ 代入式(13),得到 J^c

end for

return J^c

2.2 在 CIE-Lab 空间中色彩平衡

首先, 将 RGB 颜色模型的去雾图像转换到 CIE-Lab 颜色模型, 并在 CIE-Lab 空间进行色彩平衡. 其中, L 分量表示图像亮度 ($L = 100$ 时图像最亮, $L = 0$ 时图像最暗), 当 $a = 0, b = 0$ 时, 颜色通道呈现中性灰度值. 因此, a, b 颜色分量的渐变梯度可以通过调整得到正确的纠正色, L 亮度分量用于调整图像的整体亮度. 为了进一步提高复原图像的亮度和对比度, 本文将 L 分量归一化处理, 分析 L 分量的直方图分布特性, 采用如下拉伸方式:

$$F_s(V) = \frac{V - \min(V)}{\max(V) - \min(V)},$$

其中 V 表示 L 分量归一化向量. 为了防止噪声和极端像素点对 L 亮度分量的归一化处理, 本文选取 0.1% 到 99.9% 直方图像素作为优化拉伸范围.

在本文实验中, a 和 b 色彩分量的范围为 $[-127, 128]$, 其中 0 为中间值, 为了纠正水下图像存在的偏色问题, 对这两个色彩分量进行最优重分布调节. 当 $a = 0, b = 0$ 时, 颜色通道将呈现中性灰度值, 因此 a 和 b 颜色分量的优化调整为

$$L_{a,b}^* = L_{a,b} - \overline{L_{a,b}},$$

其中, $L_{a,b}^*$ 为颜色平衡后的 a 和 b 分量, $\overline{L_{a,b}}$ 为对应的 a 和 b 分量平均值.

经过在 CIE-Lab 颜色模型中亮度增强和颜色纠正, 图像转化到 RGB 颜色模型, 最终可以得到高对比度、平衡化、饱和化的清晰图像.

3 实验及结果分析

为了验证本文方法在单个水下图像增强上的有效性, 首先建立水下图像数据集. 原始水下图像主要截取 youtube.com 发布的视频, 下载 Google Image 和 Flickr.com 网站上的水下图像及参考文献[6]、文献[18]~文献[20]中的数据集.

为了保证综合评价的公平性, 所有输入图像无损地预处理为 600×400 , 本文方法和对比方法的实验平台均是 Window 7, Python 3.6.3 语言编程环境, Intel 3.6 GHz CPU, 内存为 8.0 GB.

目前, 大多数水下图像复原方法都基于图像成像模型 (Image Formation Model, IFM) 和暗通道先验或它的变体. 对比方法包括: He 等^[14]提出的基于 DCP 的单幅图像去雾算法、基于 UDCP 的传输地图估计^[10]、基于蓝绿色通道去雾和红色通道纠正的水下图像复原^[11]、基于红色通道和蓝绿色通道最大差

值 (MIP) 的水下图像复原方法^[8]. 本文主要利用复原图像的主观视觉对比, 使用全参考定量指标 (色板颜色) 和非参考定量指标进行客观定量分析, 综合证明本文方法的优越性.

3.1 定性分析

为了更好地表明使用本文方法处理水下图像可以获得明显的增强效果, 选择不同场景、不同目标和不同色调的典型水下图像作为对比图像. 图 3(a) 中是前景目标较白的深海龙虾 (Lobster)、浅海区域的鱼群 (Shoal)、浑浊海域的鱼尾 (Fishtail)、存在噪声场景的珊瑚 (Coral) 和蓝绿偏色的潜水者 (Diver), (b)~(f) 为不同水下图像增强方法的复原图像.

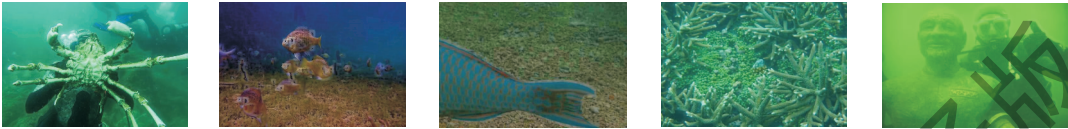
从图 3(f) 的视觉角度上看, 本文方法可以成功移除色散和蓝绿偏色的影响, 复原水下图像可见性和提高水下图像的亮度和色彩饱和度. 在 (b)、(c) 中, 虽然有些图像可以消除原始图像的朦胧感, 复原图像的亮度、色彩和对比度无明显增强, 如深海龙虾和鱼群的复原图像的亮度低于原始图像. 由于 (b)、(c) 分别使用 DCP 或 UDCP 为 RGB 通道估计相同的传输地图, 鱼尾和潜水者的复原图像存在显著色块和颜色衰减现象. 在 (d) 中, 基于蓝绿色复原、红色通道纠正和自适应曝光纠正的增强方法可以提高图像的视觉效果, 但是它的复原图像产生错误的色彩. 在 (e) 中, 复原的水下图像几乎和原始图像保持一致.

通过上述主观分析发现, 基于 DCP、UCP 或 MIP 为 RGB 通道估计相同的传输地图是不能成功复原水下图像的, 这是因为上述方法忽略水下图像的成像特性和光线选择性衰减机制. 尽管文献[11]方法将 GB 通道和 R 通道分别处理并使用自适应曝光纠正图像中过增强或欠增强区域, 然而只能适用于少量的水下图像.

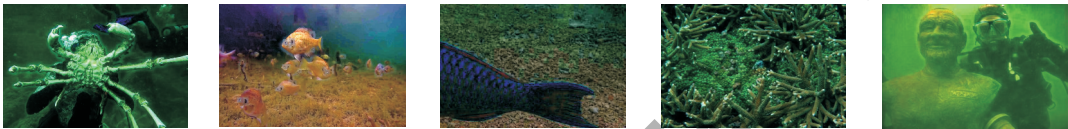
对于深海龙虾和浅海鱼群, DCP、UDCP 和 MIP 可以增强模糊度较低的水下图像, 只是增强后的图像有不同的色调. 文献[11]方法可以增强图像的对比度和亮度, 但是增强的图像没有本文方法增强后的图像自然. 对于从浑浊场景截取的鱼尾, DCP、UDCP 不仅错误地复原鱼尾的颜色和纹理, 还给背景区域引入大量的蓝绿色噪声. 文献[11]方法和 MIP 的复原图像仍然看起来模糊, 颜色单调. 然而本文方法不但保留鱼尾的有效信息, 复原鱼尾的蓝色调和增强前景目标的纹理特征, 还有效分割鱼尾和地表两种目标, 可以提高目标识别和检测的准确度.



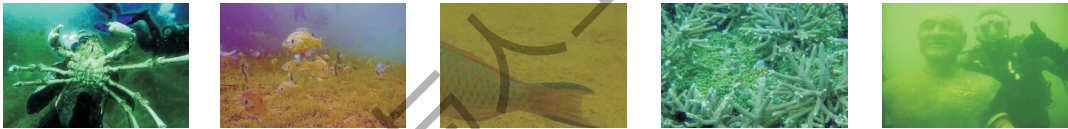
(a)原图
(a) Original images



(b)文献[14]方法的复原图像
(b) Restored images by reference [14]



(c)文献[10]方法的复原图像
(c) Restored images by reference [10]



(d)文献[11]方法的复原图像
(d) Restored images by reference [11]



(e)文献[8]方法的复原图像
(e) Restored images by reference [8]



(f)本文方法的复原图像
(f) Restored images by the proposed method

图 3 5 种方法对典型水下图像的复原效果
Fig. 3 Restoration results of 5 methods for typical underwater images

对于珊瑚礁图像,直接采用 DCP 和 MIP 结论的输出图像和输入图像几乎保持一致,这进一步说明 DCP 只适用于户外图像去雾, MIP 只限于部分水下图像增强. UDCP 和文献[11]方法在提高图像对比度的同时也加剧噪声的影响和减少图像的细节. 本文方法考虑水下图像的成像原理,降低原始图像的模糊度,还使用色彩平衡模型提高图像的亮度,平衡 RGB 通道的亮度和色度. 观察不同方法对于珊瑚的复原结果发现,对于含有噪声的水下图像,图像中的噪声不会影响基于物理模型的复原效果,这是由于基于物理模型的复原方法在估计传输地图时都使用图像块.

对于偏蓝绿色的潜水者,DCP、UDCP、文献[11]方法和 MIP 在复原这类图像时几乎无效果,这主要是因为水下图像呈现低对比度和突出的蓝绿偏色现象. 本文方法不但可以平衡色差,提高图像的亮度和对比度,还保留图像的有用信息.

综合上述分析可知,本文方法适应于不同环境、色调、目标的水下图像复原,可以成功去除雾气,提高图像对比度与亮度和增强单幅图像的视觉效果.

3.2 全参考定量分析

由于没有清晰自然的水下图像作为参考图像,因此水下图像复原质量评价比户外图像增强方法评价更复杂. 为了验证本文方法在复原颜色上的表现,

选择 2 个分别来自于 5 m 和 15 m 的色块 (Color Board) 作为评估对象,在户外获取的真实图像 (Ground truth) 作为参考图像^[9]. 图 4 为真实图像、不同深度的水下图像、有效的对比区域和不同方法的复原结果.

图 4(a) ~ (c) 是从文献[9]中直接截取,分辨率较低,存在明显噪声. 从中可知,将自然光下的图像和水下图像直接对比并不合理,因此本文将图中的白点矩形区域作为有效的对比区域. (g)、(h) 分别是各方法用于 5 m 和 15 m 复原图像中有效区域的展示图.

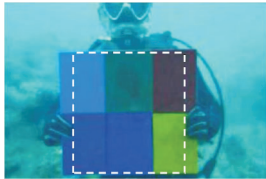
对于(a) ~ (c),随着水深的加剧,色板中的红色部分衰减得最严重,然后是绿色和蓝色部分,这也说明水下图像在成像过程中存在受到选择性光线衰减的原因,造成水下图像呈现蓝绿色. 从(g1)、(g2)和(h1)、(h2)中可以看出,DCP 和 UDCP 不能正确复原 5 m 和 15 m 处色板的颜色,如错误地将紫色和深绿色纠正为相似的浅绿色. 从(g3)、(h3)中可以看出,文献[11]方法仍然会带来颜色偏光. MIP 的复原结果和原始图像无太大区别,几乎没有复原效果. 相比上述复原方法,本文方法成功复原 5 m 深度的水下色板,可以复原相对真实有效的 6 种颜色. 对于(h5),本文方法尽管可以移除图像的雾气,但是还会造成部分颜色的错误显示.



(a) 真实图像
(a) Ground truth



(b) 深度 5 m 的图像
(b) Image at a depth of 5m



(c) 深度 15 m 的图像
(c) Image at a depth of 15m



(d) (a) 中虚线矩形
(d) Dotted rectangle of (a)



(e) (b) 中虚线矩形
(e) Dotted rectangle of (b)



(f) (c) 中虚线矩形
(f) Dotted rectangle of (c)

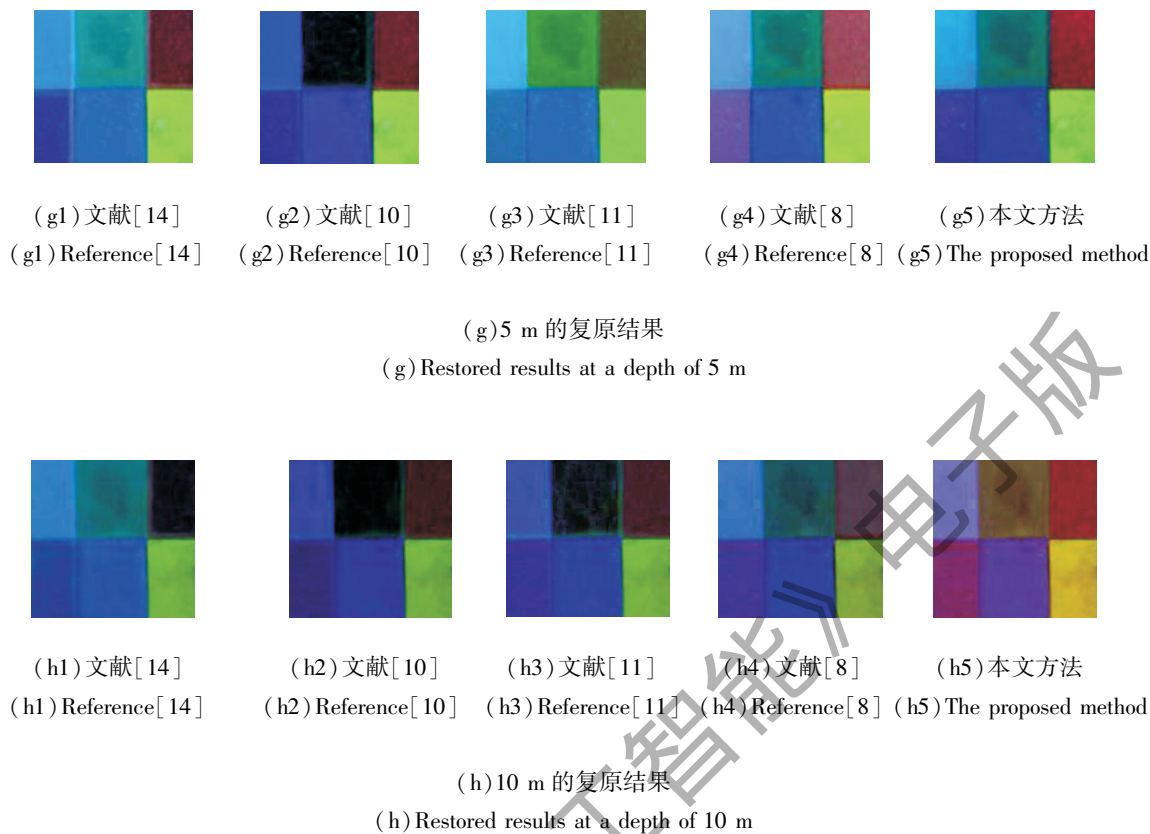


图 4 5 种方法复原图像的颜色正确性对比
Fig. 4 Color accuracy comparison of images restored by 5 methods

本文选择 3 种常见的全参考定量指标评价不同方法复原后颜色的正确性. 均方标准误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)^[21] 通常用于评价图像噪声, 较小的 MSE 值和较大的 PSNR 值反映图像引入较少的噪声. 结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)^[22] 用于衡量两幅图像结构的相似程度, 反映图像中物体结构的属性. SSIM 值的范围是 0 ~ 1, 越接近于 1, 图像的相似度越高, 当 SSIM 值为 1 时, 两幅图像完全相同.

表 1 为基于不同复原方法的全参考定量结果对比, 黑体数字为最优结果. 5 m 深的水下色板在各项指标上都优于 15 m 深的水下色板, 这也说明随着深度加剧, 相同的目标衰减更厉害. 对于 5 m 和 15 m 水下色板, 本文方法复原的图像获得最小的 RMSE 值、最大的 PSNR 值和最大的 SSIM 值, 得到最好的复原结果. 根据不同深度色板的复原结果可以看出, 本文方法更具鲁棒性.

表 1 基于不同复原方法的全参考定量结果对比				
Table 1 Comparison of full-reference quantitative results based on different restoration methods				
方法	全参考图像定量指标			
		RMSE	PSNR	SSIM
原始图像	5m	68.8790	11.3690	0.4068
	15m	58.7248	12.7544	0.3723
	平均值	63.8019	12.0617	0.3896
文献[14]方法	5m	69.9798	11.2314	0.4143
	15m	62.3329	12.2365	0.3883
	平均值	66.1564	11.7340	0.4013
文献[10]方法	5m	62.5390	12.2078	0.4446
	15m	54.9948	13.3244	0.4349
	平均值	58.7669	12.7661	0.4398
文献[11]方法	5m	71.7116	11.0190	0.3262
	15m	53.4315	13.5749	0.4358
	平均值	62.5716	12.2969	0.3810
文献[8]方法	5m	57.4909	12.9388	0.5591
	15m	47.2872	14.6359	0.5456
	平均值	52.3891	13.7874	0.5524
本文方法	5m	41.1057	15.8528	0.6628
	15m	38.5804	16.4037	0.5894
	平均值	39.8431	16.1283	0.6261

3.3 非参考定量分析

由于水下图像复原的研究领域中还没有通用的质量评价体系,不同研究者使用不同图像质量评价模型验证方法的有效性. 考虑到图像复原或增强的目标是提高图像的色彩、饱和度和可视性,有助于计算机视觉的特征分析,因此本文使用 3 个非参考定量指标量化复原图像有效信息熵、对比度和色彩,这 3 个指标分别是信息熵(ENTROPY)、自然图像质量评价(Naturalness Image Quality Evaluator, NIQE)^[23]和水下彩色图像质量评价(Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE)^[24]. ENTROPY 用于评价

图像中包含的信息量. 通常,清晰图像比模糊图像提供更多的细节信息,熵值也较高,因此信息熵有效表现图像中包含景物的细节程度. NIQE 无参考指标,主要对比预先训练成功的模型参数与待评估图像的参数,最终确定图像的自然性,越小的 NIQE 值说明图像表现越好的感知质量. UCIQE 为基于色度(Chroma)、饱和度(Saturation)和对比度(Contrast)的线性组合,越大的 UCIQE 值反映图像可以越好地平衡色度、饱和度和对比度,获得越好的视觉效果.

表 2 为图 3 中所有图像关于 ENTROPY、NIQE 和 UCIQE 的评价结果,黑体字体表示最好的结果.

表 2 基于不同复原方法的非参考定量结果对比

Table 2 Comparison of non-reference quantitative results based on different restoration methods							
图像名称	非参考图像评价指标	原始图像	文献[14]方法	文献[10]方法	文献[11]方法	文献[8]方法	本文方法
Lobster	ENTROPY	7.2412	7.2350	6.6841	7.4383	7.3002	7.6085
	NIQE	2.5100	2.4776	2.5483	2.0536	2.3778	2.1806
	UCIQE	0.5412	0.5385	0.5658	0.5697	0.5583	0.5887
Shoal	ENTROPY	5.6720	6.3966	6.6819	6.4048	5.9595	7.0255
	NIQE	2.6444	2.8175	2.7752	2.8602	2.7058	2.9245
	UCIQE	0.5279	0.5338	0.5436	0.5727	0.5349	0.6013
Fishtail	ENTROPY	4.6509	5.9327	6.5001	5.2280	4.7718	7.5292
	NIQE	4.4375	4.5748	4.4738	4.3181	4.2095	4.1341
	UCIQE	0.4753	0.4821	0.5428	0.5179	0.4730	0.6623
Coral	ENTROPY	6.7039	6.7815	6.9905	7.0955	6.9725	7.8631
	NIQE	3.0961	3.4050	3.8066	3.8280	3.2284	3.5671
	UCIQE	0.5312	0.5247	0.5724	0.5614	0.5279	0.6374
Diver	ENTROPY	6.9207	6.6382	6.6273	6.9938	7.0314	7.7051
	NIQE	3.4307	3.6140	3.4415	3.4480	3.5840	3.2406
	UCIQE	0.4171	0.4236	0.4359	0.4727	0.4278	0.6117
平均值	ENTROPY	6.2377	6.5968	6.6968	6.6321	6.4071	7.5463
	NIQE	3.2237	3.3778	3.4091	3.3016	3.2211	3.2093
	UCIQE	0.4985	0.5005	0.5321	0.5389	0.5044	0.6358

从图 3 中可以看出,经过 DCP 和 MIP 复原后的水下图像和输入图像无明显的增强效果,因此这两种方法复原后图像的熵值和 NIQE 值与原图接近. 基于 UDCP 假设的 RGB 通道传输地图估计结果虽然可以复原水下图像,但是复原图像存在过饱和和欠饱和现象、对比度增强不充分和明显的局部块等问题,因此基于 UDCP 复原的龙虾和潜水者比原始图像的熵值更低. 文献[11]方法中包含红色通道纠正,可以保留图像部分细节,得到较高的熵值.

由于本文可以正确估计三个通道的背景光和传输地图,得到合理的复原图像,在 CIE-Lab 颜色空间对于不同分量的合理调整,因此基于本文方法复原的 5 种水下图像都可以得到最高的熵值. 虽然鱼群、珊瑚礁的原始图像和文献[11]增强后的龙虾图像更符合户外图像的分布特性,得到较低的 NIQE 值,

但是本文方法可以输出最小的 NIQE 总体平均值,说明本文方法更适用于多种类型的水下图像增强. 对于 UCIQE 评价体系,DCP、UDCP、MIP 和 Li 的方法没有考虑在复原图像的同时提高图像的对比度、色度和饱和度,因此上述四种对比方法的复原结果远低于本文方法的增强图像.

表 3 为 300 幅原始图像和基于不同方法的复原图像关于 ENTROPY、NIQE 和 UCIQE 的平均值,黑体数字表示对应评价指标中的最好结果,本文方法在 3 种定量指标中都是最好的. 最大的熵值和最小的 NIQE 值表示本文方法可以提高水下图像的自然性表现,同时最大限度地保存有效信息. 最高的 UCIQE 值表示本文方法有效平衡复原图像的色调、饱和度和对比度. 优化的背景光融合方法估计正确的背景光,基于大量高质量的水下图像统计分析得

出合理的水下暗通道先验,进而得到红色通道的传输地图,依据红绿蓝三通道的传播特性推理蓝绿色的传输地图.为了提高水下图像的视觉效果,本文方法在 CIE-Lab 颜色空间提高复原图像的亮度、色彩和对比度.从图 3(f)可以看出,本文方法适用于不同类型水下图像的增强,复原的水下图像可以获得平衡的对比度和饱和度,提高图像的可视性.

表 3 300 幅水下图像的平均熵值、NIQE 和 UCIQE 值
Table 3 Average values of Entropy, NIQE, and UCIQE for 300 underwater images

方法	ENTROPY	NIQE	UCIQE
原始图像	6.3908	3.7689	0.5041
文献[14]方法	6.4248	3.8072	0.5133
文献[10]方法	6.4057	3.8641	0.5491
文献[11]方法	6.9903	3.4708	0.5629
文献[8]方法	6.6766	3.6752	0.5241
本文方法	7.5928	3.3226	0.6420

4 结束语

本文提出基于背景光融合及水下暗通道先验的图像去雾和基于色彩平衡的图像增强方法,提高水下图像的视觉效果.相比目前水下图像复原方法,本文方法提出符合水下图像复原的暗通道先验和基于选择性融合的背景光估计方法.为了增强图像的亮度和对比度,在 CIE-Lab 颜色空间对亮度、色度和对比度进行合理增强.定性和定量实验分析证明本文方法适用于复杂环境下的水下图像增强,有效增强可视性和获得更高的信息.相比其它水下图像增强、复原方法,本文方法具有更好的实时性和鲁棒性.

尽管本文方法可以得到高质量的水下图像,但是仍然存在局限性.1)对于存在不均匀人造光源的水下图像可能会错误估计传输地图,最终造成复原失败.2)色彩平衡算法虽然可以提高图像的亮度和色度,但是对于背景光过于昏暗的水下图像,在 CIE-Lab 颜色空间对于亮度和颜色两种分量的调整可能导致图像存在过饱和区域,造成颜色失真.今后需要分析不均匀人造光源引起的图像局部色差给传输地图估计带来的困难,并进一步研究局部与全局结合的传输地图估计方法.针对本文提出的色彩平衡方法应用于背景光过于昏暗的水下图像会带来颜色失真的问题,不断提高视觉增强方法的鲁棒性.

参 考 文 献

[1] MAZEL C H. In Situ Measurement of Reflectance and Fluorescence Spectra to Support Hyperspectral Remote Sensing and Marine Biology Research // Proc of the OCEANS 2006. Washington, USA: IEEE, 2006. DOI: 10.1109/OCEANS.2006.307001.

[2] LU H M, LI Y J, ZHANG L F, et al. Contrast Enhancement for Images in Turbid Water. Journal of the Optical Society of America A, 2015, 32(5): 886–893.

[3] SCHETTINI R, CORCHS S. Underwater Image Processing: State of the Art of Restoration and Image Enhancement Methods. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010. DOI: 10.1155/2010/746052.

[4] IQBAL K, SALAM R A, OSMAN A, et al. Underwater Image Enhancement Using an Integrated Color Model. IAENG International Journal of Computer Science, 2007, 34(2): 239–244.

[5] IQBAL K, ODETAYO M, JAMES A, et al. Enhancing the Low Quality Images Using Unsupervised Color Correction Method // Proc of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Washington, USA: IEEE, 2010: 1703–1709.

[6] GHANI A S A, ISA N A M. Underwater Image Quality Enhancement through Integrated Color Model with Rayleigh Distribution. Applied Soft Computing, 2015, 27: 219–230.

[7] GHANI A S A, ISA N A M. Enhancement of Low Quality Underwater Image through Integrated Global and Local Contrast Correction. Applied Soft Computing, 2015, 37: 332–344.

[8] CARLEVARIS-BIANCO N, MOHAN A, EUSTICE R M. Initial Results in Underwater Single Image Dehazing // Proc of the OCEANS 2010. Washington, USA: IEEE, 2010. DOI: 10.1109/OCEANS.2010.5664428.

[9] CHIANG J Y, CHEN Y C. Underwater Image Enhancement by Wavelength Compensation and Dehazing. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1756–1769.

[10] JR DREWS P, DO NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission Estimation in Underwater Single Images // Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Washington, USA: IEEE, 2013: 825–830.

[11] LI C Y, QUO J C, PANG Y W, et al. Single Underwater Image Restoration by Blue-Green Channels Dehazing and Red Channel Correction // Proc of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington, USA: IEEE, 2016: 1731–1735.

[12] MCGLAMERY B L. A Computer Model for Underwater Camera Systems. Proc of the SPIE, 1980, 208: 221–232.

[13] JAFFE J S. Computer Modeling and the Design of Optimal Underwater Imaging Systems. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1990, 15(2): 101–111.

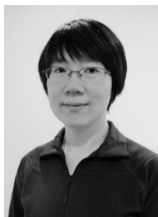
[14] HE K M, SUN J, TANG X O. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341–2353.

[15] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater Image Restoration Based

on Image Blurriness and Light Absorption. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1579–1594.

- [16] ZHAO X W, JIN T, QU S. Deriving Inherent Optical Properties from Background Color and Underwater Image Enhancement. *Ocean Engineering*, 2015, 94: 163–172.
- [17] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397–1409.
- [18] YANG H Y, CHEN P Y, HUANG C C, *et al.* Low Complexity Underwater Image Enhancement Based on Dark Channel Prior // *Proc of the 2nd International Conference on Innovations in Bio-inspired Computing and Applications*. Washington, USA: IEEE, 2011: 17–20.
- [19] DREWS P L J, NASCIMENTO E R, BOTELHO S S, *et al.* Underwater Depth Estimation and Image Restoration Based on Single Images. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2016, 36(2): 24–35.
- [20] LI C Y, GUO J C, WANG B, *et al.* Single Underwater Image Enhancement Based on Color Cast Removal and Visibility Restoration. *Journal of Electronic Imaging*, 2016, 25(3). DOI: 10.1117/1.JEI.25.3.033012.
- [21] HITAM M S, AWALLUDIN E A, YUSSOF W N J H W, *et al.* Mixture Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization for Underwater Image Enhancement // *Proc of the International Conference on Computer Applications Technology*. Washington, USA: IEEE, 2013. DOI: 10.1109/ICCAT.2013.6522017.
- [22] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600–612.
- [23] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a Completely Blind Image Quality Analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209–212.
- [24] YANG M, SOWMYA A. An Underwater Color Image Quality Evaluation Metric. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062–6071.

作者简介



宋巍, 博士, 教授, 主要研究方向为图像和视频处理、用户体验质量建模、海洋大数据分析. E-mail: wsong@shou.edu.cn.

(**SONG Wei**, Ph. D., professor. Her research interests include image/video processing, quality of experience modeling, ocean big data analysis.)



王龔, 硕士研究生, 主要研究方向为水下图像复原和增强. E-mail: yanwang9310@163.com.

(**WANG Yan**, master student. His research interests include underwater image restoration and enhancement.)



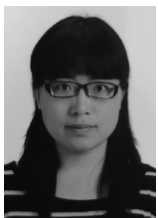
黄冬梅(通讯作者), 硕士, 教授, 主要研究方向为海洋信息化、数据挖掘、数据库技术. E-mail: dmhuang@shou.edu.cn.

(**HUANG Dongmei**(Corresponding author), master, professor. Her research interests include marine informatization, data mining and database technology.)



贺琪, 博士, 副教授, 主要研究方向为海洋大数据存储、工作流与业务流程管理、服务计算、云计算. E-mail: qhe@shou.edu.cn.

(**HE Qi**, Ph. D., associate professor. Her research interests include ocean big data storage, workflow and business process management, service computing and cloud computing.)



王振华, 博士, 副教授, 主要研究方向为空间质量控制研究. E-mail: zh-wang@shou.edu.cn.

(**WANG Zhenhua**, Ph. D., associate professor. Her research interests include spatial data sampling inspection and quality control.)